

神经网络在线学习补偿自适应控制及其应用

童桦, 刘一江, 易理刚

(湖南大学 省重点实验室结构损伤诊断中心, 湖南 长沙 410082)

摘要: 针对电液伺服系统的复杂非线性和不确定性特性, 基于反馈误差学习法、小波分析理论并结合面向控制的辨识思想, 提出了神经网络在线自学习自适应控制与“参征器”补偿控制相结合的控制方法. 该方法将“过程辨识”和“参征器”引入反馈误差学习法的神经网络学习和控制中, 控制参数的调整基于被控过程的小波变换结果信息, 利用反馈误差学习法实现; “参征器”起监督和补偿控制作用, 避免控制器的输出产生振荡或进入饱和状态. 应用研究结果证明: 该方法避免了采用直接反馈误差法可能造成的饱和和过调整问题; 有效地提高了系统的稳定性、鲁棒性、控制精度和自适应能力. 该方法能有效地处理工业系统中普遍存在的复杂非线性和时变不确定性特性, 控制效果明显优于传统的反馈误差学习方法. 为未知不确定非线性系统的智能控制提供了一条有效而可行的新途径.

关键词: 小波变换; 过程辨识; 神经网络控制; 补偿控制; 电液伺服系统

中图分类号: TP271

文献标识码: A

Neural network based on-line learning indemnity adaptive control and its application

TONG Hua, LIU Yi-jiang, YI Li-gang

(Provincial Key Laboratory Structure Damage Diagnosis Center, Hunan University, Changsha Hunan 410082, China)

Abstract: With respect to the complex nonlinearities and uncertainties of electro-hydraulic servo system, a method of neural network on-line self-learning adaptive control and OSC (oscillatory surge controller) compensating control is introduced based on the feedback-error-learning and wavelets analytic theory combined with identification idea. By introducing process-identification and OSC in neural network learning and controlling with feedback error learning method, the control parameters can be regulated on-line by using the measured input/output data of wavelets and OSC for supervising and indemnity control, so as to prevent the oscillation and saturation of the controller output. The application results show that the method prevents the saturation and the overadjustment of using direct feedback error learning method, and effectively enhance stability, robustness, control precision and adaptive ability of the system. The method can effectively deal with the complex nonlinearities and uncertainties which are ubiquitous in industry system and its control effect is superior to that of the feedback error learning method. It provides a new way which is effective and feasible for intelligent control of nonlinear and uncertain systems.

Key words: wavelet transforms; process identification; neural network control; indemnity control; electro-hydraulic servo system

1 引言 (Introduction)

电液伺服系统是典型的机-电-液耦合系统, 它的复杂非线性和参数不确定性, 导致经典的自适应、自校正 PID 控制器经常出现超调量大、过渡过程时间较长和系统的不稳定、欠鲁棒性等缺陷^[1]. 神经网络因其具有学习任意非线性关系的能力和容许大量输入的并行信息处理方式, 为复杂非线性和不确定性系统的控制开辟了一条新途径. 在非线性系统的神经网络控制中, 基于反馈误差学习的控制方法, 因

其具有良好的处理未知不确定性问题的能力而颇受人们的重视^[2,3].

在反馈误差学习控制方案中, 控制品质依赖于神经网络控制器 (neural network controller, 简称为 NNC) 逼近系统逆动力学模型的精度; 而网络学习的优劣在很大程度上, 与反馈控制器 (feedback controller, 简称为 FC) 的参数有关. 由于传统的反馈误差学习法利用 FC 的输出训练 NNC 时, 没有建立被控过程的辨识模型及与此模型相关联的控制器, 在

学习过程中,对系统的状态未知,也无相应的补偿控制措施.而系统存在惯性,一般不会从某个初始状态跃变到期望的目标状态,这就可能造成 NNC 的输出跟系统的实际跟踪过程不相匹配,而导致 NNC 的学习产生振荡或进入饱和状态,进而影响系统的控制品质.这一情况在系统受到干扰或控制对象、方式改变时更易发生.

小波分析作为一种新颖的信号分析方法,能够将含有多种频率成份的被分析信号按一定的时间和频率进行分解并逐步求精,具有近乎完善的双重局部化性质并能有效地刻划信号突变并抑制测量噪声^[4,5].它对于基于控制的系统过程辨识,具有重要作用^[6].利用小波分析的结果,结合进非线性动态系统辨识的另一新的工具^[7]——神经网络,可实现复杂非线性动态系统的过程辨识.

本文在传统反馈误差学习法的基础上,提出一种神经网络在线学习补偿自适应控制结构.利用 FC 的输出信号训练 NNC,利用辨识网络(英文简称为 NN)控制参征器(英文简称为 OSC)的输出,使 NNC 的学习与系统的跟踪过程相适应,避免其输出产生振荡或进入饱和状态.

2 神经网络在线学习补偿自适应控制策略 (Policy of neural network online learning indemnity adaptive control)

2.1 过程控制信号的小波检测(Wavelets inspecting of process control signal)

小波变换的模局部极大值,对应于平滑后信号的拐点^[5],它对于检测过程控制中信号的边沿和信号的奇异性具有重要意义,利用小波变换的模局部极大值及其跨尺度传递,可准确地确定突变点的位置^[8].

选取 Daubenchies 6 阶小波为小波基函数,采用 Mallat 小波快速分解和重构算法.选取小波变换的模局部极大值检测多闭环之间互扰影响、控制启动、干扰和控制对象或方式改变时的系统各个变量状态特征.

由于噪声的模极大值随着分解尺度的增加而衰减,所以经过适当的尺度分解后,再采取适当的阈值以消除噪声的影响^[8].同时,充分利用信号分解和重构基础上获得的不同频带辨识数据中包含的信息,根据控制系统设计对不同频段的要求相应地进行加权^[6],从而把控制的要求反映到系统的建模中去.

信号的检测算法按以下进行:信号的小波 6 尺度分解→搜索小波变换的模极大值→信噪分离→信号重构→加权处理→输出反馈信号的模值、尺度上模局部极值矢量.

2.2 控制结构及原理(Control structure and principle)

本文提出的最优控制系统结构如图 1 所示.它由两个控制环节组成:由一个普通的 FC 和一个 NNC 组成系统的主控环节;由小波模块、NN 和 OSC 组成系统的辅控补偿环节.

如图 1 所示,OSC、FC 和 NNC 三者的输出信号之和作为实际控制量对系统进行控制.其中, u_c 表示 OSC 的输出; u 表示 NNC 的输出 u_n 、FC 的输出 u_f 之和. u 通常可描述为

$$u(t) = u_f(t) + u_n(t). \quad (1)$$

式中 $u_f(t) = K_p \cdot e(t)$, $u_n(t)$ 通常可描述为

$$u_n(t) = \text{NN}[r(t), e(t), \bar{\omega}(t), \theta(t), f(t)]. \quad (2)$$

其中: r 是参考输入, $e(t)$ 为跟踪误差, $\bar{\omega}(t)$, $\theta(t)$ 分别是神经网络的连接权值和神经元的输入偏置; $f(\cdot)$ 为神经元激活函数,其通常形式为 Sigmoid 函数,这里取其形式为

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}.$$

如图 1 所示,在控制过程中,FC 保证系统的全局稳定并实现无静差控制,此外,其输出作为误差信号用来训练 NNC. NNC 相当于一个非线性补偿器,它的作用是通过在线学习补偿被控制系统的非线性和不确定性.同时,它在控制系统中又起到一个类似前馈控制器的作用,提高了系统的响应速度.

在控制过程中,FC 和 OSC 起着监督和补偿控制的作用:在 NNC 训练初期,FC 和 OSC 对系统实施启动控制,并保证闭环系统的稳定性. NNC 利用 FC 输出的反馈误差进行学习,逐渐使 FC 的输出趋于零,从而在控制中占据主导地位,最终取消 FC 的作用.当反馈误差收敛到一给定精度时,NNC 的训练暂告结束.此时,作者认为 NNC 已能很好地代表对象的逆动力学特性,完全取代 FC,对系统实施高品质控制.当系统出现干扰或对象发生变化时,FC 重新起作用,并通过 OSC 的补偿控制,消除干扰对系统控制的影响,同时为 NNC 提供训练误差,这时 NNC 也将重新进入学习状态.这是一个边控制边学习的过程,这种控制策略完备性好,具有很好的鲁棒性、适应对象和环境变化的能力.

OSC 的补偿控制主要表现在:当被控系统处于正常稳定阶段,NN 的输出为 0.1 时,OSC 无控制信号输出;当控制启动、系统出现干扰或控制对象、方式发生变化,NN 的输出为 0.9 时,OSC 输出频率 1~10 kHz,幅度足够的参征信号,为系统提供补偿控制,避免 NNC 的输出产生振荡或进入饱和状态.

其实质相当于使 FC 的输出产生一个分目标的学习误差。

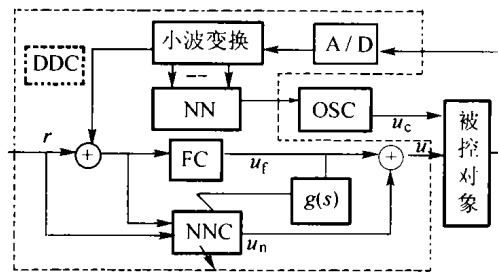


图1 神经网络在线学习补偿自适应控制系统结构

Fig.1 Structure of the neural network online learning indemnity adaptive control system

2.3 NNC 及其训练(NNC and its training)

一般而论,只要采用三层神经网络,而且对各层神经元的数目不加限制,则可在模式空间构成复杂程度的几何图形,从而对任意复杂的对象进行分类^[9]。本文采用一个三层前向神经网络作为 NNC,模型结构如图2所示,输入输出关系可描述为

$$u_n(t) = w_{OH}^T(t)f[W_{HI}^T(t)X_I(t) + \theta_H(t)]. \quad (3)$$

其中: $x_I = \{r, e(t), \dots, e(t-m+1)\}$ 是网络的输入矢量, $W_{OH}(t)$, $W_{HI}(t)$ 分别是 NNC 输出层到隐含层和隐含层到输入层的权值矩阵, θ_H 为隐层单元的输入偏置。

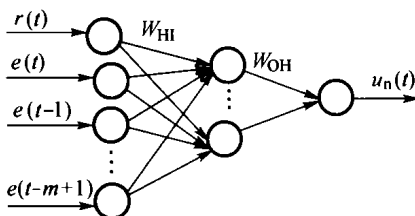


图2 NNC 模型结构

Fig.2 Structure of NNC model

根据反馈误差学习法,可导出网络权值的学习规则为

$$\frac{d\pi(t)}{dt} = \eta(t) \cdot \left[\frac{\partial u_n(t)}{\partial \pi(t)} \right]^T \cdot E[u_f(t)]. \quad (4)$$

式中 $\pi(t) = [\bar{\omega}(t), \theta(t)]^T$, $u_f(t)$ 为学习误差,即反馈控制器的输出信号, $E[u_f(t)] = K_p e(t)$ 在实际应用中,采用以下修正公式:

$$E[u_f(t)] = \begin{cases} K_p[e(t) - \epsilon], & e(t) > \epsilon, \\ 0, & |e(t)| < \epsilon, \\ K_p[e(t) + \epsilon], & e(t) < -\epsilon. \end{cases} \quad (5)$$

ϵ 是很小的正数,可取为稳态精度(状态调节)或动态精度(跟踪控制). $\eta(t)$ 是学习因子,采用以下修正形式:

$$\eta(t) = \eta_0 / [1 + \sum_{i=0}^m e(t-i)]. \quad (6)$$

对学习误差和学习因子进行修正,克服了局部极小问题。

在无干扰的情况下,基于上述学习规则的神经网络控制方案能很好地降低系统的跟踪误差,取得很好的控制效果。然而,在实际系统中,干扰和噪声是普遍存在的;另外,由于系统的惯性,通常不能从某个初始状态跃变到期望的目标状态。在 NNC 的训练初期,由于系统存在较大的跟踪误差,采用 FC 的输出信号训练神经网络时,常常使网络的输出产生振荡或进入饱和状态,造成系统响应很慢或控制初期产生抖动^[10]。因此,为改善网络的学习效果,在利用 FC 的输出训练 NNC 的同时,利用小波变换的结果,引入了基于“过程辨识”的“参征”控制思想。通过辨识网络对系统控制过程状态进行在线辨识,利用 OSC 的输出,对 NNC 的学习训练提供补偿控制。这样,经过若干控制周期以后,系统即可平滑地到达最终目标状态。

2.4 NN 及其训练和检验(NN, its training and testing)

如前所述,本文 NN 选用三层前向神经网络作为辨识模型。采用误差反传学习算法^[11](BP 算法),学习过程由正向传播和反向传播组成。网络中每一层的传递函数选用 Sigmoid 函数^[12]。

2.4.1 特征量提取及数据预处理(Eigenvalue distill and data pretreatment)

根据实测试验波形及计算结果,某变量的正常控制过程与受到外部干扰、发生控制对象或方式改变,或是处于控制启动的低速滞滑爬行等情况比较,不仅输出反馈信号小波变换模值有所不同,而且尺度3至尺度6上的模局部极值矢量也各不相同。从尽可能简化网络的角度,NN 选取系统力、位移或应变反馈信号电压小波变换的幅值,尺度3~尺度6上的模值,共5个特征量,作为输入层节点。

在其进入 NN 之前,先进行数据预处理,将其转换为标么值“0~1”,作为 NN 的输入层节点值。与输入给定比较,小波变换的电压幅值较大时,其输入节点值为1,否则为0;尺度3~尺度6上出现模局部极大值,其对应的输入节点值为1,否则为0。因为建立本网络模型的目的是判别被控变量是否处于控制启动、外部干扰、控制对象或方式改变等状态,因此,NN 的输出层节点数目确定为1个。因为采用 S 形传递函数,其输出在0和1之间,故其输出层节点的理想值设置为0.9或0.1,当被控变量上述条件之一满

足时,其输出层节点值为0.9,否则为0.1.

2.4.2 NN训练及检验(NN training and its testing)

本文利用电磁暂态仿真程序对伺服试验系统中的各种控制状态进行了大量的仿真计算,包括系统启动、控制对象由刚性负载变为柔性负载、控制方式由位移变为力、外负载干扰和交叉耦合干扰影响等.计算步长为600 μ s内等间隔采样完3个通道,每通道连续采样完8点数据.

对仿真计算得到的大量数据进行不同的特征提取后,便可得到网络输入层节点的值,即得到大量的训练、检验样本,以此进行网络的训练和检验.

首先对网络进行训练,以得到其权值矩阵和阈值矩阵;然后用一些不同于训练样本的检验样本,对该网络进行检验,判断其输出结果.

NN隐含层节点的数目是在训练中确定的,其节点数取为4个.

NN的部分训练样本、检验样本及检验结果示于表1、表2.

由表2可见,对NN进行检验的结果与期望值基本一致.

表1 训练样本举例

Table 1 Example of training samples

类 型	理想输出
系统启动	0.9
控制对象由刚性负载变为柔性负载	0.9
交叉耦合干扰	0.9
稳定运行	0.1

表2 检验样本及结果举例

Table 2 Examples of testing samples and results

类 型	理想输出	实际输出
系统初始控制	0.9	0.9088
控制方式由位移变为力	0.9	0.9080
外负载干扰	0.9	0.8985
正常控制状态	0.1	0.1026

3 神经网络在线学习补偿自适应电液伺服试验控制系统的设计(Design of electro-hydraulic servo test control system of the neural network online learning indemnity adaptive)

3.1 研究对象及其对控制策略的要求(Study object and requirement for control policy)

研究对象为一多通道电液伺服建筑结构试验系统.主要用于建筑结构的静、动力加载、结构拟动力、抗震以及结构疲劳试验,它是使所预制的结构模型

预先暴露缺陷,及时处理或改进,提高质量和确保可靠性的实用有效的重要手段.

试验要求系统能真实地再现被试结构或设备的实际工况.因此,要求控制系统:1)在满足稳态精度的前提下,具有良好的动态特性,控制能快速无超调地实现波形再现.频宽在0 Hz以上,系统最高动态响应频率为200 Hz,动态精度在5%以内;2)控制策略应具有较强的智能,对系统的参数变化、外负载干扰和交叉干扰以及非线性因素引起的不确定性,应呈现较强的鲁棒性.

3.2 系统设计(System design)

根据系统对控制策略的要求,设计电液伺服建筑结构试验系统如图3所示.其中,DDC(-DSXX)是控制系统的核心,A/D,D/A采用16位ADS7805和AD669高速芯片,采用中断方式工作,输入输出信号范围为(-10 V,10 V).本系统中,电液伺服阀、液压缸是德国Schenck公司产品,最大输出载荷68 t,最大输出位移为500 mm.油源额定压力为280 kg/cm²,最大额定流量为1000 l/min.

通常电液伺服系统是一、二至五阶系统,本文取图2中 $m=2$,则NNC的输入层选取3个单元,NNC隐含层单元个数通过训练取为6,故NNC的结构为3-6-1,网络的初始权值在(-0.1,0.1)区间内随机选取,控制器的初始学习参数设置为 $\eta_0=0.08$.FC和OSC的设计原则是保证系统渐近稳定,FC取为比例控制器,且 $K_p=1.0$.OSC的作用是根据NN的输出,产生频率10 kHz,幅度一定的波形信号,对NNC的学习和控制进行补偿,避免NNC的学习产生振荡或进入饱和状态.为进一步提高控制精度,参考量和反馈量进入控制器之前,都进行归一化处理.

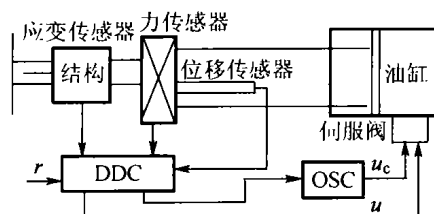


图3 神经网络在线学习补偿自适应电液伺服试验控制系统

Fig.3 Electro-hydraulic servo test control system of the neural network online learning indemnity adaptive

3.3 应用结果(Application results)

控制对象——电液伺服加载试验系统,该系统具有本质非线性和时变不确定性特性,常用控制方

法难以取得满意的效果,为此,采用本文提出的控制方法。

图4给出了输出载荷为25 kN时的基于反馈误差补偿控制的静力加载控制曲线及其跟踪误差。可以看出,由于加入NN利用OSC的输出对NNC的学习控制进行补偿,NNC经过有限次学习后,能有效地跟踪系统的特性,对系统实施高精度的控制。动态误差在 $\pm 1\%$ 以内,稳态误差可控制在 $\pm 0.5\%$ 以内。

图5是基于直接反馈误差法的加载控制结果。通过比较可以看出,图4的控制结果更加平稳,启动过程较图5有较大改善,初始控制误差明显降低。图4,5中 LF 为加载力, e 为跟踪误差,kN为牛顿。

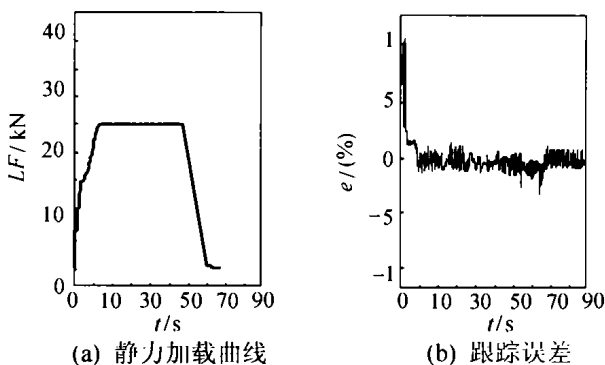


图4 基于反馈误差补偿控制的静力加载曲线及跟踪误差

Fig.4 Static loading curve and its tracking error using feedback-error-indemnity control

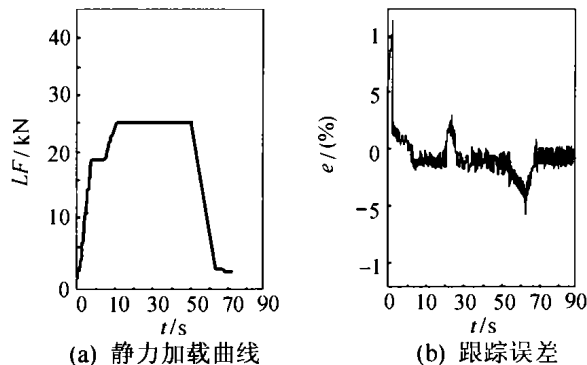


图5 基于直接反馈误差学习法的静力加载曲线及跟踪误差曲线

Fig.5 Static loading curve and its tracking error using feedback-error-learning method

4 结论(Conclusion)

本文针对电液伺服系统的复杂非线性和参数不确定性,提出一类神经网络在线学习补偿自适应控制策略。设计的NNC无需事先训练,可利用被控对象的输入输出信息在线学习系统的动态,并做到控制参数的自适应调整,从而达到对时变非线性系统的跟踪控制;设计的OSC,利用NN的在线辨识,起到了补偿控制的作用,避免NNC在线学习时可能出

现的饱和和过调整等问题,提高系统的控制精度和自适应能力,增强控制策略的完备性。

参考文献(References):

- [1] 方一鸣,黄振海,焦晓红.液压伺服位置系统模型参考模糊自适应PID控制器的设计[J].自动化与仪器仪表,2002,1(3):6-8,11.
(FANG Yiming, HUANG Zhenhai, JIAO Xiaohong. The design hydraulic pressure position servo system model reference fuzzy adaptive PID controller [J]. ZIDONGHUA YU YIQI YIBIAO, 2002, 1(3): 6-8, 11.)
- [2] OHNO H, SUZUKI T, AOKI K, et al. Neural network control automatic braking control system [J]. Neural Networks, 1994, 7(8): 1303-1312.
- [3] KAWATO M, KAWATO M, HORNIK K. A hierarchical model for Voluntary movement its application to robotics [J]. IEEE Control System Magazine, 1988, 8(4): 8-17.
- [4] 崔锦泰.小波分析导论[M].西安:西安交通大学出版社,1996.
(CUI Jintai. Wavelets Analysis Introduction [M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 1996.)
- [5] 秦前清,杨宗凯.实用小波分析[M].西安:西安电子科技大学出版社,1994.
(QIN Qianqing, YANG Zongkai. Practicality Wavelets Analyse [M]. Xi'an: Xi'an Electron Science and Technology University Press, 1994.)
- [6] 吕立华,宋执环,李平.一种基于小波多分辨率分析的多率采样系统辨识方法[J].控制理论与应用,2002,19(2):25-29.
(LU Lihua, SONG Zhihuan, LI Ping. An identification method for multirate sampled-data systems based on wavelet multiresolution analysis [J]. Control Theory & Applications, 2002, 19(2): 25-29.)
- [7] 张志华,郑南宁,赵振选.基于模糊对向神经网络的非线性动态系统辨识器[J].控制理论与应用,2000,17(4):565-568.
(ZHANG Zihua, ZHENG Nanning, ZHAO Zhenxuan. Identification of nonlinear dynamic systems using fuzzy CP network [J]. Control Theory & Applications, 2000, 17(4): 565-568.)
- [8] MALLAT S, HWANG W L. Singularity detection and processing with wavelet [J]. IEEE Trans on Information Theory, 1992, 38(2): 617-643.
- [9] 陈允平.神经网络及其在控制和系统工程中的应用,第二讲:人工神经网络的学习方法(之一)[J].电网技术,1993,17(4):67-70.
(CHEN Yunping. Neural network and its application in control and system engineering, part two: one among study method of artificial neural network [J]. Technology of Electric Power Meshwork, 1993, 17(4): 67-70.)
- [10] 何玉彬.神经网络控制及大型智能电液伺服结构试验系统研究[D].西安:西安交通大学,1999.
(HE Yubin. Neural network control and the study of great electrohydraulic servo structure test system [D]. Xi'an: Xi'an Jiaotong

(下转第590页)

- (BAI Tao, Wu Zhiming, YANG Genke. Optimal scheduling algorithm to reduce jitter in networked control systems (NCSs) [J]. *Control and Decision*, 2004, 19(4): 279 - 401.)
- [56] TIPSUWAN Y, CHOW M Y, Network-based controller adaptation for network QoS negotiation and deterioration [C] // *Proc of the 27th Annual Conf of IEEE Industrial Electronics Society*. Denver, CO, USA: IEEE Press, 2001: 1794 - 1799.

作者简介:

白涛 (1975 —), 女, 博士研究生, 研究方向为网络化控制系统、系统仿真, E-mail: zhaobait@sjtu.edu.cn;

吴智铭 (1936 —), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为离散事件系统和混合动态系统、分布实时嵌入式系统及信息集成;

杨根科 (1963 —), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为复杂系统、通讯网络控制和供应链管理等.

(上接第 583 页)

- [11] 王耀南. 智能控制系统——模糊逻辑·专家系统·神经网络控制[M]. 长沙: 湖南大学出版社, 1996: 102 - 106.
(WANG Yaonan. *Intelligence Control System - Fuzzy Logic, Expertness System, Neural Network Controllability* [M]. Changsha: HuNan University Press, 1996: 102 - 106.)
- [12] 段玉倩, 贺家李, 贺继红. 基于人工神经网络方法的微机变压器保护[J]. 中国电机工程学报, 1998, 18(3): 190 - 194.
(DUAN Yuqian, HE Jiali, HE Jihong. Computerized transfoimer protection based on artificial neural network [J]. *Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering*, 1998, 18(3): 190 - 194.)

作者简介:

童桦 (1959 —), 女, 副教授, 湖南大学科技处副处长, 1989 年湖南大学电气工程系研究生毕业, 研究方向为自动控制理论与应用、人工智能, 发表论文多篇;

刘一江 (1955 —), 男, 湖南大学土木工程学院教授, 发表论文 70 余篇, 主持完成省部级科研项目 12 个, 获新技术新产品金奖及国家实用新型专利 1 项, 研究方向为电力系统自动化、自动控制理论与应用、人工智能;

易理刚 (1970 —), 男, 1998 年湖南大学电气工程系研究生毕业, 研究方向为电力系统自动化、自动控制理论与应用、人工智能.